

相互情報量を用いた音響故障診断システムの構築とその検証

第三技術室 林 庄司

1. はじめに

機械の故障は、いくらテクノロジーが進歩してもなくなり、危険なものである。特に有害ガスを取り扱う化学プラントなどではちょっとした故障が人命に関わる大惨事につながりかねない。また、機械の故障はそれを復旧するのに時間と労力がかかり、企業にとって大きな損失となる。そこで、機械の故障を早期に発見し、被害を軽減する必要がある。そのため、古くから機械の故障診断の方法がいろいろ提案されている。

機械の故障診断には、センサーの種類により、音響、超音波、画像、磁界などの種類に大別される。本研究では安価で広範囲に対応できる音響により故障診断を行う。しかし、音響故障診断は広範囲に対応できる反面、背景雑音の影響を大きく受けてしまい故障音が隠れてしまう。そこで、信号対雑音比（略して、S/N比）が小さい音においても故障音を検出するために、いかにして背景雑音の影響を軽減し、故障音の特徴を検出するかが問題となる。

本研究室においても音響故障診断について研究され、カルマンフィルタやニューラルネットワーク（略して、N.N）フィルタを用い背景雑音を検出し、その分散値により故障音の特徴を抽出した結果 S/N 比 0.85 の故障音を検出することに成功している。¹⁾ しかし、この方法はフィルタがなければ S/N 比 1.0 以下の故障音を検出できない。

そこで、本研究では相互情報量を用いたガス漏れ音検出の方法を提案する。強い背景雑音がある工場内において空気圧電磁弁からガスが漏洩した場合を想定し、現場からの音響信号を測定し、相互情報量を用いてガス漏れがあるかどうか診断する手法を提案する。また提案したガス漏れ検出システムに対して、実際の動作音を測定し、その観測データから実システムについて検証を行い、その検出システムの有効性を確認する。

1. 漏洩音検出システム

2. 1 漏洩音検出システムの構成

本研究で用いたガス漏洩音検出システムの外観を Fig.1 に示す。本システムは騒音計 (RION NL-15) とノートパソコン (Sony VAIO PCG-GR500) で構成される。次に、検出システムの構成図を Fig.2 に示す。本システムは、対象となる音響サンプルを騒音計により取得し、ノートパソコンに送信する。そして、ノートパソコンに送信された



Fig.1 Leakage sound detection system

信号は A/D 変換され、ニューラルネットワークに送られる。

まず、漏れ音を含んでいない背景雑音を取得し、ニューラルネットワークに送り、予測ができるように学習させる。この背景雑音の相互情報量が故障診断の基準値となる。次に、実際に故障診断する音を騒音計により取得し、ニューラルネットワークフィルタに通し相互情報量を求め、基準値と比較し診断する。

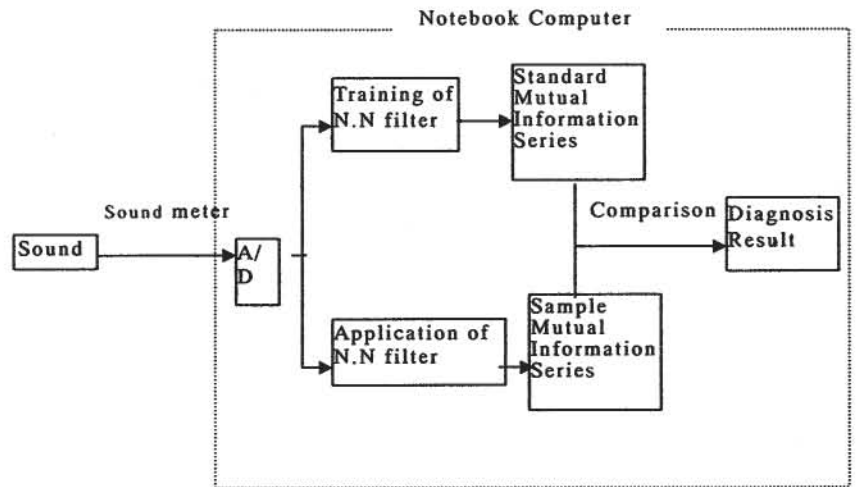


Fig.2 Structure of detection system

2. 2 ニューラルネットワークフィルタの構成

ニューラルネットワークフィルタはニューラルネットワークを用いたフィルタでその構成を Fig.3 に示す。まず、A/D 変換された音響信号 x を 2 つに分岐する。次に、過去の音響信号 $x(t), x(t-1) \dots x(t-k)$ をニューラルネットワークへ入力し、ニューラルネットワークの出力 $\hat{x}(t+1)$ と未来の音響信号 $x(t+1)$ の差をとる。そして学習させる時は、その差が最小になるように学習させ、ニューラルネットワークが非線形の予測器として働くようにする。

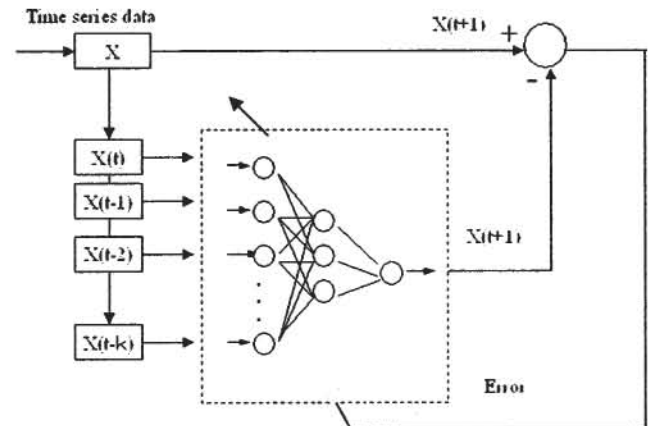


Fig.3 Structure of neural network filter

2. 3 ニューラルネットワークの構成

本実験で用いたニューラルネットワークの構成を Fig.4 に示す。このニューラルネットワークは入力層のユニット数は 30 個で、中間層のユニット数は 10 個、出力層のユニット数が 1 個である階層型ニューラルネットワークである。

ニューラルネットワークの学習はバックプロパゲーション法を用い、誤差関数 $Er(t)$ を式(1)に示す。

$$Er(t) = \frac{1}{2} (x(t+1) - \hat{x}(t+1))^2 \quad (1)$$

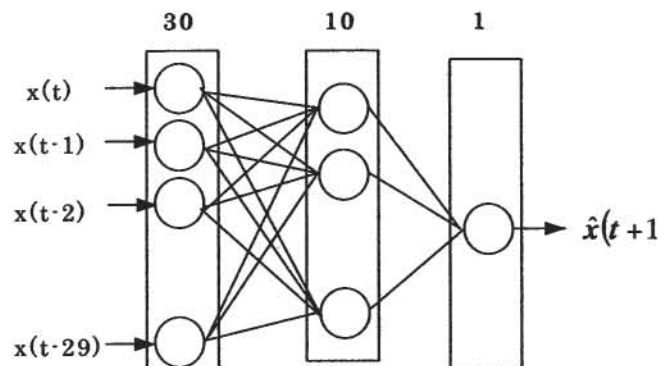


Fig.4 Structure of neural network

2. 4 相互情報量

相互情報量とは、事象 A (確率変数 a , 確率密度関数 $P_A(a)$) と事象 B (確率変数 b , 確率密度関数 $P_B(b)$) の 2 つの事象の場合、事象 A と事象 B に共通に含まれる情報量であり、式 (2) ようになる。

$$\begin{aligned} I(a;b) &= H(a) - H(a|b) \\ &= H(b) - H(b|a) \\ &= H(a) + H(b) - H(a,b) \end{aligned}$$

(2)

ここで、 $I(a;b)$ は相互情報量であり、 $H(a), H(b)$ はそれぞれの確率変数のエントロピー、 $H(a,b)$ は結合分布のエントロピー、 $H(a|b), H(b|a)$ は条件付エントロピーである。また、各エントロピーは次式 (3) で定義される。

$$H(a) = - \sum_{a \in A} P_A(a) \cdot \log P_A(a)$$

$$H(a,b) = - \sum_{b \in B} \sum_{a \in A} P_{AB}(a,b) \cdot \log P_{AB}(a,b) \quad (3)$$

ここで、 $P_{AB}(a,b)$ は同時確率である。

よって、 $P_A(a)$, $P_B(b)$, $P_{AB}(a,b)$ を求めれば各エントロピーが計算でき、相互情報量を求めることが出来る。

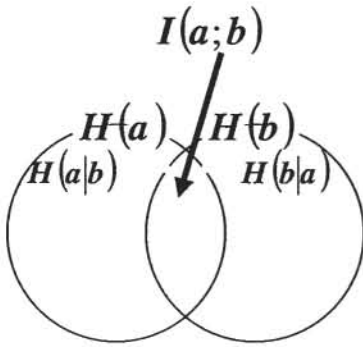


Fig.5 Model

3. 実験

3. 1 実験装置

実験装置は空気ポンプ、空気圧電磁弁と配管で構成される。実験装置を Fig.6 に示す。また、実験では 0.1MPa から 0.5MPa まで空気圧を変化させ、異なる実験状況を設定する。

次に、空気圧電磁弁の構造を Fig.7 に示す。実験において空気漏れの故障状態は、空気圧電磁弁のゴムパッキンに半径方向に幅 0.5mm の亀裂のある場合と半径方向に幅 1.5mm の亀裂のある場合の動作音に基づくものとする。

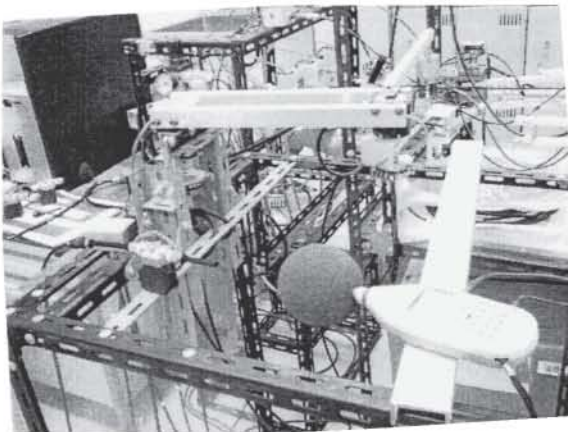


Fig.6 Pressure valve and electromagnetic valve in experiments

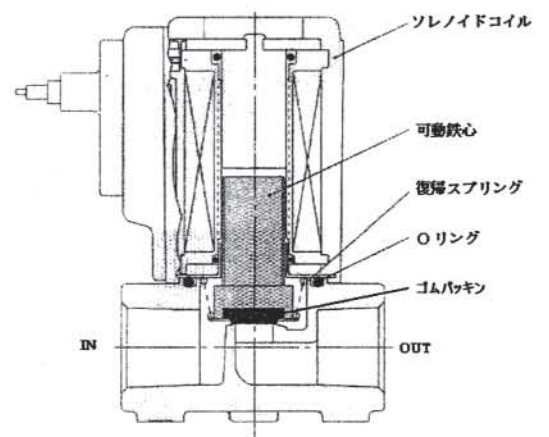


Fig.7 Structure of valve

3. 2 実験結果

最初に、ニューラルネットワークフィルタに通さず、音響信号からそのまま相互情報量を求めてみる。実験は Fig. 7 に示すバルブ装置のゴムパッキンに 0.5mm の傷があるものを用い、空気圧は、0.1MPa から 0.5MPa まで変えて行った。0.1MPa, 0.2MPa, 0.3MPa, 0.4MPa, 0.5MPa と別々に連続で 100 サンプルを取り、式 (3) により相互情報量を計算する。結果を Fig. 8(a) に示す。またゴムパッキンに 1.5mm の傷があるものも同様に相互情報量を求め、結果を Fig. 8(b) に示す。Fig. 8 の音響サンプル音の強さは、Table 1 で示される。

Fig. 8 より、0.5mm の傷があるもの、1.5mm の傷があるもの両方とも圧力が上昇すると相互情報量が下がることがわかる。しかし、0.5mm の傷があるものは 0.3MPa 以上の圧力を加えないと相互情報量が下がらず、漏れ音を検出するのは難しい。

よって、Table 1 から漏れ音と背景ノイズのレベルの比率 (S/N 比) が、0.93 ($=64.7\text{db}/69.3\text{db}=77.2\text{db}/82.8\text{db}$) を超えると漏れ音を検出することが出来ることわかる。

次に、N.N フィルタで背景雑音中にある情報量をカットし、漏れ音の情報量だけを残すことにより漏れ音を検出する。そのためにまず背景雑音を学習する。背景雑音はポンプ雑音により生成する。サンプリング時間は 0.125ms、データ数は 1024 である。そして、音響信号を学習させたニューラルネットワークフィルタに通し、同様に相互情報量を求める。結果を Fig. 9 に示す。Fig. 9 から明らかなように漏れ音がない場合の相互情報量は N.N フィルタを通す前の結果から減少し 0 に近づいたが、0.5mm の傷があるものは、すべての圧力において線が重なり区別できない。しかし、1.5mm の傷があるものは 0.1MPa を除いて圧力が増すごとに相互情報量が上昇しており、漏れ音を検出することができる。0.5mm の傷があるものがうまくいかなかった原因は、漏洩音よりも N.N フィルタで除去できなかったノイズの音が大きかったためだと思われる。

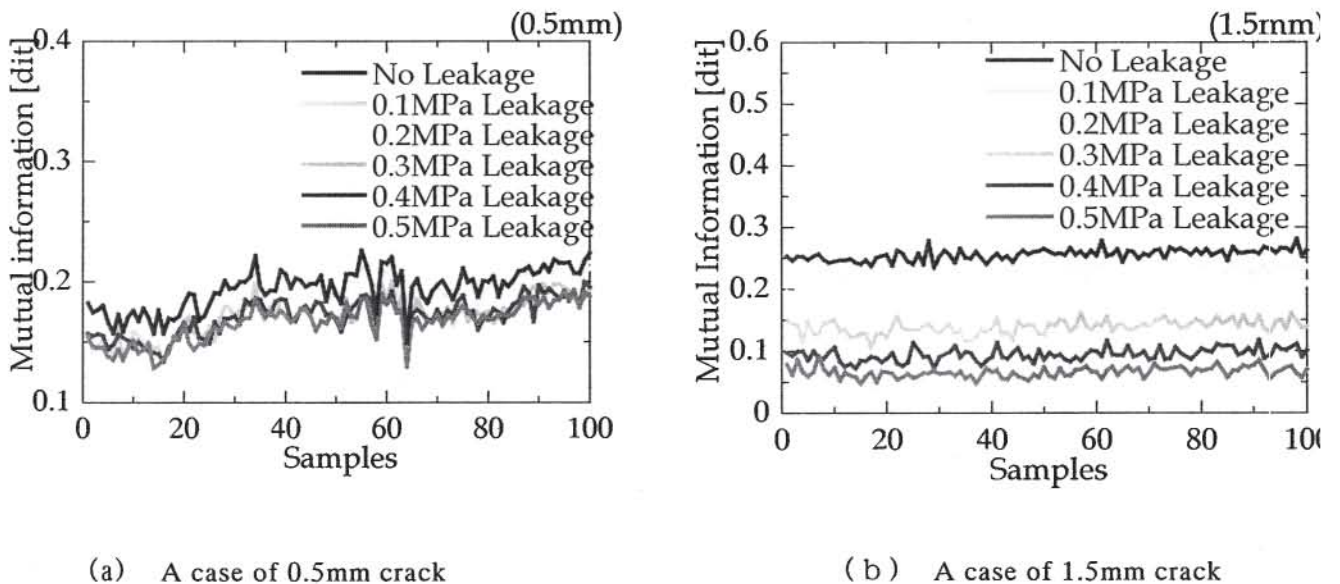


Fig. 8 Mutual information series (before N.N filter)

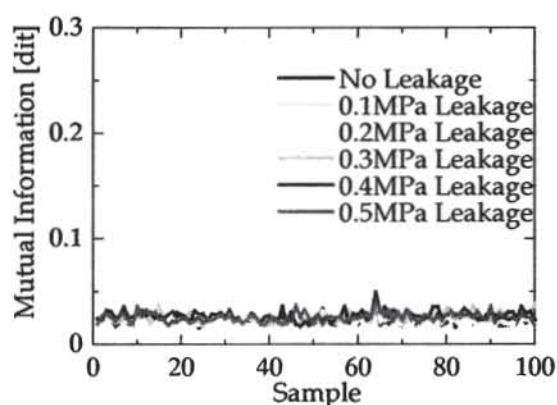
Table 1 Sound level of samples

(a) A case of 0.5mm crack

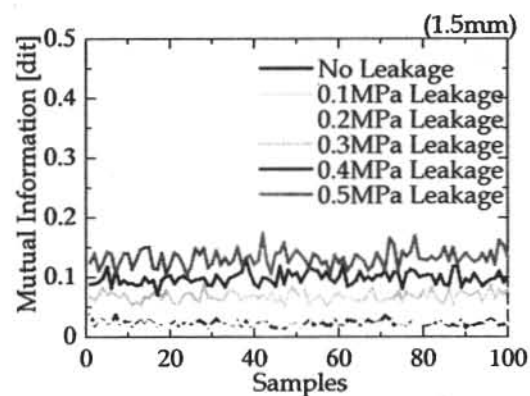
Condition	Sound level
0.1 MPa	58.5 (db)
0.2 MPa	62.9 (db)
0.3 MPa	64.7 (db)
0.4 MPa	65.5 (db)
0.5 MPa	65.5 (db)
Pump noise	69.3 (db)

(b) A case of 1.5mm crack

Condition	Sound level
0.1 MPa	77.2 (db)
0.2 MPa	80.4 (db)
0.3 MPa	83.0 (db)
0.4 MPa	83.3 (db)
0.5 MPa	84.6 (db)
Pump noise	82.8 (db)



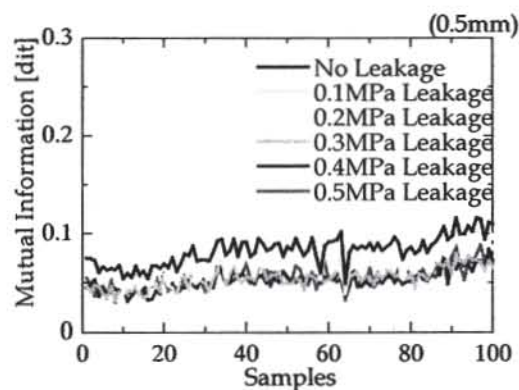
(a) A case of 0.5mm crack



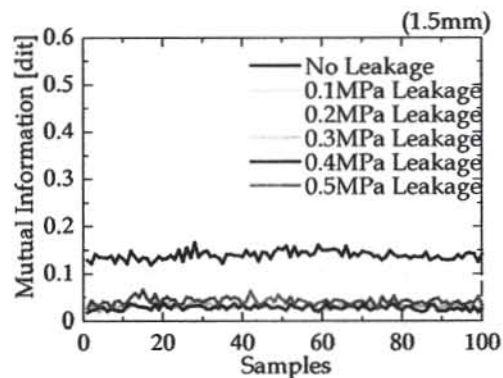
(b) A case of 1.5mm crack

Fig.9 Mutual information series (after N.N filter)

そこで、N.Nフィルタで背景雑音を7db分だけカットしてS/N比の割合を変えることによって、相互情報量を求めてみることにした。そのグラフをFig.10に示す。0.5mmの傷があるものFig.10の(a)より、N.Nフィルタで7db分だけカットすることにより0.2MPaの漏れ音、つまりS/N比0.91(62.9db/69.3db)の音も検出できることがわかった。また、1.5mmの傷があるもの



(a) A case of 0.5mm crack



(b) A case of 1.5mm crack

Fig.10 Mutual information series (after N.N filter(-7db))

(b) のグラフから漏れ音がない場合と 0.1MPa の場合の相互情報量の差が N.N フィルタを通す前よりも広がっており、漏洩音検出の精度が上昇しているのがわかる。

5. 結 言

本研究では、S/N 比が小さくても漏洩音を検出するために、ニューラルネットワークフィルタにより、背景雑音をカットし、相互情報量により漏洩音を検出する方法を提案した。そして、強い背景雑音がある工場内において空気圧電磁弁からガスが漏洩した場合を想定し、実験を行った。空気圧電磁弁のゴムパッキンに 0.5mm と 1.5mm の傷があるものそれぞれについて空気圧を変え実験を行った結果、以下のことが得られた。

(1) フィルタを用いなくても相互情報量だけで S/N 比 0.93 以上の漏洩音を検出できる。

(2) N.N フィルタを用いることにより、S/N 比 0.9 以上の漏洩音を検出できるまで精度を上げることができる。

本方法は S/N 比が 0.9 以上の音でも漏洩している事を判別でき、本方法の有効性が確認できた。また、本方法は、N.N フィルタを用いなくても相互情報量だけでも S/N 比 0.93 までの漏洩音を検出することが可能で、比較的簡単な仕組みでよい結果が得られる。本方法は漏洩音検出以外の分野にも応用できると考えられる。

参考文献

- 1) 朝倉, 張「ニューラルネットワークフィルタを用いた空気圧電磁弁の故障診断」, 第 14 回インテリジェント・システム・シンポジウム講演論文集, pp53-56, 2004
- 2) Zhang S, Asakura T, Hayashi S, Gas Leakage Fault Detection of Pneumatic Pipe System Using Neural Networks, JSME International Journal, Series C, Vol.47, No.2, p.568-573, 2004.
- 3) Asakura T., et al, Fault Diagnosis System for Machines Using Neural Networks, JSME International Journal, Series C, Vol.43, No.2, 2000. p.363.